

## 話者相互の共通理解を目指す会話における情報量的な分析アプローチ

著者	上野 紗佳
出版者	法政大学大学院情報科学研究科
雑誌名	法政大学大学院紀要．情報科学研究科編
巻	16
ページ	1-6
発行年	2021-03-24
URL	<a href="http://doi.org/10.15002/00023863">http://doi.org/10.15002/00023863</a>

# 話者相互の共通理解を目指す会話における 情報量的な分析アプローチ

## Information entropy approach to analyze common grounding process in communication dialogue

上野 紗佳

Sayaka Ueno

法政大学大学院情報科学研究科情報科学専攻

E-mail: sayaka.ueno.5k@stu.hosei.ac.jp

### Abstract

*In a conversation, confirming the subject being mutual is an important first step to establish a conversation. Matching the subject of the other's words in the initial stage of a conversation in order to avoid misunderstanding in communication is called common grounding. In this paper, we propose a method for information intensive analysis in a dialogue corpus that simulates the process of two agents identifying a common friend. In the corpus, mutually different databases are given, and we search for the only friend who has multiple attribute values in common among them. In order to make the search efficient, various strategic choices are made, such as choosing multiple attributes in a question. By modeling this selection process by Dirichlet distribution, we show a dialogue can be quantified efficiently. We also propose a dialogue system that can reach a common ground with a short conversation. In this system, agents take steps to question and select item. When agents find an item that is a likely answer, agents select the item and check for match. The results show that the proposed dialogue system does not cause variation in the length of an item list.*

### 1. まえがき

日常会話において、それぞれが異なる知識を持つため、相互の話題の対象が同一であることを確認する行為は、対話が成立するための第一ステップとして重要である。

会話とは、自然言語を用いて、相手との相互理解を得るプロセスであり、様々な状況で、様々な種類の会話が繰り返されている。相手に自分の情報を伝え、相手の状況を自分の情報として理解するというこの目的を達成するため、複数回にわたり自然言語のやり取りをすることになる。しかし、互いの使う言語について、意味の取り違いがあると会話は成立しない。このような取り違いは古典落語の「こんにやく問答」[1]としても有名である。

こんにやく問答のような誤解を生まないようにするため、会話の初期段階において、お互いの言葉の対象を一致させる行為を、言語の基盤化(common grounding)と呼ぶ。

言語の基盤化自体も会話プロセスによって達成される。相互に共有している言語を使用し、相互に誤解のない概念を共有する過程になる。近年、言語の基盤化に関する研究が盛んに行われ、対話コーパスの蓄積が進められている。対話コーパスの中では、人間同士の対話や、人間とシステムの対話が記録されており、どのような手段を用いて共通する概念の合意を形成するのか、あるいは、どのような事象によって共通概念の合意に失敗するのかを確認することができる。対話コーパスでは、共通する概念を獲得するまでの対話の長さを対話の評価基準とすることが多いが、それぞれの問題の複雑さの違いもあり、普遍的な基準であるとは言い難い。人間らしさ、効率の良さも評価基準として用いられるが、これらについても、第三者の人間による主観的な判断基準である。

本研究では、2人のエージェントが共通の友人を確認する過程を模擬した対話コーパスにおいて、その対話を客観的に評価するため、情報量的に分析する手法について提案する。また、提案する情報量的な基準に基づいて、少ない対話数で共通理解に到達できる対話モデルを提案する。

### 2. 言語の基盤化に関する対話コーパスの研究

言語の基盤化(common grounding)は、会話の初期において、話者相互が、話題の対象に関する共有している概念を形成する過程である。言語の基盤化の研究では、人工的な情報空間を話者に与え、その中の共通情報にたどり着くまでの過程を対話コーパスとして保存し、様々な分析を行う研究が進められている。また、話者の一方、あるいは、両方を人工的なシステムに置き換え、人間と同等の対話が可能かどうかを評価する研究が進められている。

Heら[2]は、異なる知識を持つ2人のエージェントが共通の友人を特定するというタスクにおいて、人間同士、の対話を記録したログを学習データとして用いた。被験者は、相互に複数人の友人、およびその友人の属性リス

トを持ち、すべての属性が一致する友人を決定することがタスクとして与えられる。対話の中で、共通の友人であると予想した人が見つかった場合はその人を選択し、相互確認を行い、選択した人が共通であれば、タスクを終了する。He らの研究では、一定時間内であれば、共通の友人と思われるアイテムを選択する回数に制限はない。また、その際に対話する相手のエージェントが選択したアイテムを見ることができするため、選択という行動自体も、対話行動の一部として利用可能な前提となっている。この問題設定に対し、He らは、対話の進行に応じて、質問内容が変化する様子を、動的な知識グラフを埋め込むニューラルモデルとして表現し、それを実装した対話エージェントシステムを構築した。対話コーパスに対し、自動評価と人間による主観的な評価の 2 種類を行い、既存のニューラルモデルや、ルールベースのモデルと比較し、より効果的に共通の友人の特定という目標を達成し、人間的に対話を行うと示した。使用する問題設定および対話コーパスについては、3 章で詳しく述べる。

He らの対話コーパス[2]では、友人の属性として離散的な情報を対象としており、離散情報空間の中における共通解探索を行うタスクであった。これに対し、Udagawa ら[3]は、連続的かつ部分的に観測可能な文脈における、高度な言語の基盤化に関する重要な指標を明らかにした。具体的には、2 次元平面内に、色や大きさの異なる複数の点をプロットし、2 名の被験者に重なりのある部分空間を示し、その重なり部分を同定させる問題についての対話実験を行っている。この実験では、点の相対的な位置関係などについて、「重なりのある 3 点」「正三角形のような位置関係」「大きめの青い点」のような、連続値を離散表現に置き換えて表現する過程が対話の中に表れていることが特徴である。また、このタスクでは、2 人のエージェントに共通する項目と思われるエンティティの選択は 1 回だけしか行うことができない。対話の比較分析により、対話の長さは必要とする対話の複雑さと相関があり、また共有されるエンティティの数が少ない場合、対話の長さが増加することが示された。

上記の研究では、対話を自然言語で進めているが、共通概念の獲得過程に着目して、自然言語を用いずに、人工的な交換言語を用いて、その過程をモデル化し、解にたどり着くまでの過程を分析する研究も数多く行われている。

### 3. 共通の友人を探索するコーパス

#### 3.1.問題設定

本研究では、He ら[2]が作成した問題設定に基づく対話コーパスを使用する。この対話コーパスは、2 人のエージェントが対話によって、言語の基盤化の過程を経て、共通の友人を探索する問題を扱っている。それぞれのエージェントには、複数の属性を持った友人リストが渡される。リスト内の友人の数は 5-12 名であり、属性の種類は 3-4 種類である。各属性は、友人ごとに異なることもあれば、複数の友人で共通のこともある。例えば、友人の名前属性が、リスト内で全員異なることもあれば、複数の Gregory がいることもある。2 人のエージェントの持

つリストのなかに、すべての属性について属性値が同じである友人が 1 人だけ含まれており、この友人を見つけ出すことが課題として与えられる。

2 人のエージェントが持つ友人のリストの例を、表 1 と表 2 に示す。

表 1 エージェント 0 が持つ友人のリスト

Name	Company	Location Preference
Juan	NYSE Euronext	outdoor
Bryan	Rockford Fosgate	indoor
Gregory	Aleris	indoor
Gregory	Rockford Fosgate	outdoor
Natalie	Aleris	indoor

表 2 エージェント 1 が持つ友人のリスト

Name	Company	Location Preference
Juan	NYSE Euronext	outdoor
Matthew	Baker Hughes	outdoor
Joan	Nabisco	outdoor
Betty	AT&T Inc.	outdoor
Victoria	Verizon Wireless	outdoor

表 1 から、エージェント 0 の友人リスト内に、名前属性が Gregory である友人が 2 人いることがわかる。一方、表 2 から、エージェント 1 の友人リストでは、すべての友人が異なる名前属性を持っている。場所の嗜好については、indoor もしくは outdoor の 2 つの属性値しか存在しない。よって、複数の友人が同じ嗜好を持つことになる。特に、エージェント 1 の友人リストでは、全員が outdoor の嗜好を持つことがわかる。このように、属性によって、異なる属性値分布を持ち、それらを加味して、共通の属性値を持つ友人を絞り込むことによって、最終的に共通の友人を見つける必要がある。

#### 3.2. 対話エージェントの発話および選択行動

エージェントが対話の中で取り得る行動には、発話行動と選択行動がある。発話行動については、自然言語で自由な言語表現が許されている。実際の例でみると、対話開始直後に、簡単な挨拶をする場合が観察される。その後は、友人リストについて、各友人の属性を持つ友人が存在するか否かを質問し、相手は、自分のリストに存在する要素について回答する。最終的に、正しいと思う友人を確信した場合、リストの 1 項目に対して、選択行動を取る。表 1 および表 2 の例では、名前属性の要素 Juan が相手のリストに存在するか、などを相手のエージェントに質問し、その友人が働く会社が NYSE Euronext であることから、共通の友人であることを確信し、「Juan, NYSE Euronext, outdoor」という組み合わせのアイテムを選択することになる。

発話自体は自然言語で行うため、自由度が高い。原論文では、このような無制限の自然言語を利用しているた

め、このような発話についても、本論文の分析の対象としているが、本論文で提案するシステムでは、一度の発話では、一つの属性の一つの属性値について質問する形に制限することにした。

また、発話行動の中には、「場所の嗜好が outdoor である人が 2 人いる」というように、自分のリストの中の量を示すこともある。この発話行動も、本論文で提案するシステムでは制限する。

### 3.3. 対話コーパスの収集環境とコーパス例

He [2]は、Amazon Mechanical Turk 上で、共通する友人を 5 分以内に実行するという条件において、人間同士の対話を約 1 万 1 千の対話ログを収集した。ランダムな推測を防止するため、エージェントが 10 秒以内に 2 回以上、正解と思う友人を選択できない。9 千以上の対話ログは正解を見つけ、失敗した対話ログは、エージェントがチャットから離脱した結果であることがほとんどである。本論文では、このコーパスを分析し作成したシステムは、コンピュータ上でシステム同士を対話させる。

表 1, 表 2 で示した友人リストが与えられた対話ログにおける、実際の対話を以下に示す。

Agent 1 (human)	what's shaking?
Agent 0 (human)	Hey there
Agent 0 (human)	do you now anyone at aleris
Agent 1 (human)	got any pals named Juan?
Agent 1 (human)	no :(
Agent 0 (human)	SELECT (NYSE Euronext    Juan    outdoor)
Agent 1 (human)	SELECT (NYSE Euronext    Juan    outdoor)

図 1 表 1, 2 のリストにおける対話コーパス

このコーパスでは、対話が開始されると、まずエージェントは相手にあいさつをする。次にエージェント 0 が、会社属性に 2 つ存在する Aleris について質問し、エージェント 1 の友人リストには存在しないと返答される。エージェント 0 は、残りの選択肢が 3 つになったため、その中から 1 つをランダムに選択する。その選択結果がエージェント 1 の友人リストにもあったため、エージェント 1 も同じアイテムを選択し、2 人のエージェントが合計 7 回発言した時点で対話は終了する。

## 4. 効率的な基盤化を行う対話モデルの提案手法

### 4.1. 言語の基盤化過程における情報量モデル

本研究では、Udagawa ら[2]と同様に、対話が短いことを効率的であるとし、言語の基盤化過程の発話内容について、情報エントロピーによる定量的な評価尺度を提案する。

言語の基盤化過程の発話は、共通理解に到達するための誘導を行う質問と回答で構成される。例えば、各エージェントが 5 名の友人リストを持っている場合、共通の友人は 5 名のいずれかであるため、情報量は  $\log_2 5$  である。共通の友人が確定すれば、情報量は 0 になる。情報量と情報エントロピーを用いて、最適な質問によって分類を行うアルゴリズムとしては、ID3[6]があり、平均して最

短の質問数で分類できることが示されている。ID3 の扱う状況と異なる点としては、次のような状況があげられる。

- 各属性の属性値の発生確率分布が未知である。
- 各属性の発生確率分布が属性によって偏りが大きい。
- 2 名からなる対話であり、相手側の属性値の発生確率分布が異なり、かつ未知である。
- 2 名からなる対話であり、相手側の情報量の変化が未知である。

すなわち、非決定性多人数ゲームのような状態で対話が進むため、質問前後の確率分布を正しく推測することができない。そこで、本論文では、十分に妥当で、シンプルかつインクリメンタルに更新可能な情報モデルとして、ディリクレ分布による確率モデルを導入する。そもその問題設定が多人数からの確率的な選択問題であり、多項問題としてモデル化が可能であり、ディリクレ分布によるモデルの妥当性は高いと考える。

一般に、ディリクレ分布は式(1)で表現される。

$$\text{Dir}(\mu|\alpha) = \frac{\Gamma(\alpha_0)}{\Gamma(\alpha_1) \dots \Gamma(\alpha_K)} \prod_{k=1}^K \mu_k^{\alpha_k-1} \quad (1)$$

ここで、 $\mu = (\mu_1 \mu_2 \dots \mu_K)^T$ で、K 項目の生起確率を表す。よって、 $0 \leq \mu_k \leq 1$ であり、 $\sum_k \mu_k = 1$ である。一方、 $\alpha = (\alpha_1 \dots \alpha_K)^T$ であり、事前分布として与えられる情報である。また、 $\alpha_0 = \sum_{k=1}^K \alpha_k$ である。

$\Gamma$ 関数は、式(2)で与えられる。

$$\Gamma(x) = \int_0^\infty \mu^{x-1} e^{-\mu} d\mu \quad (2)$$

$x$ が整数の時、式(3)に簡略化できる。

$$\Gamma(x+1) = x! \quad (3)$$

ここで、観測  $\mathbf{m} = (m_1 m_2 \dots m_K)$ があったとき、 $\mu$ の条件確率は式(4)で与えられる。

$$p(\mu|D, \alpha) = \text{Dir}(\mu|\alpha + \mathbf{m}) = \frac{\Gamma(\alpha_0 + N)}{\Gamma(\alpha_1 + m_1) \dots \Gamma(\alpha_K + m_K)} \prod_{k=1}^K \mu_k^{\alpha_k + m_k - 1} \quad (4)$$

さらに、 $\mu_k$ で偏微分すると、式(5)となる。

$$\frac{\partial p(\mu|D, \alpha)}{\partial \mu_k} \propto (\alpha_k + m_{k'} - 1)\mu_k - (\alpha_k + m_k - 1)\mu_{k'} \quad (5)$$

ここで、 $k'$ は、 $k \neq k'$ であるような  $k$ 以外のアイテムを表す。よって、確率分布  $p$  を最大化する  $\mu_k$ は、式(6)で表せる。

$$\mu_k = \frac{\alpha_k + m_k - 1}{\sum (\alpha_k + m_k - 1)} \quad (6)$$

ここで、アイテム数を  $n$  とし、初期分布として初期状態  $\alpha$  の要素をすべて 2 とし、 $\alpha = (2 2 \dots 2)$  とする。アイテ

ム $k$ の確証として、相手のエージェントのリストと、 $t_k$ 個の共通属性を持つアイテム $k$ について、確率分布 $p$ を最大化する $\mu_k$ は、式(6)の $m_k$ を $t_k$ に置き換えて与えられることになる。さらに、あるアイテム $k'$ が、相手のエージェントに共通属性を持つアイテムがないことが判明した場合、 $k'$ 項の生起確率は0となる。

以上をまとめて、アイテム $k$ が、相手のエージェントに共通属性を持つアイテムが存在しないことが判明した場合は $f_k = 1$ 、そうでないときに $f_k = 0$ として、相手のエージェントとの共通属性を $t_k$ 個とすると、 $\alpha = (2 \ 2 \dots 2)$ のディリクレ分布を極大化する生起確率 $p_k$ 、すなわちアイテム $k$ が共通する友人としての正解である確率は、式(7)で計算できる。

$$p_k = \mu_k = \frac{(t_k + 1)(1 - f_k)}{\sum_{k=1}^K (t_k + 1)(1 - f_k)} \quad (7)$$

属性の要素の偏りが全体で同じであると仮定し、相手のリストにその属性の要素がある確率は、その要素が自分のリスト内に存在する確率と同じであるとする。したがって、ある属性の要素 A について質問した時、リストのアイテム数を $n$ 、リスト内に要素 A が存在する確率を $n_A$ とする。また、要素 A が相手のリストに存在した時の確率を $p^A$ 、存在しなかった場合の確率を $p^{\bar{A}}$ とすると、質問によって得られる期待情報エントロピーは式(8)で計算できることになる。

$$H = -\frac{n_A}{n} \sum_{i=1}^n p_i^A \log_2 p_i^A - \frac{n - n_A}{n} \sum_{i=1}^n p_i^{\bar{A}} \log_2 p_i^{\bar{A}} \quad (8)$$

本研究では、相手のリストに、質問した要素がいくつ存在するかについては考慮していない。したがって、ある属性の要素がすべて同じであった場合、その要素について相手に質問することによって、エントロピーは変化しない。

## 4.2. エントロピーに基づく質問の生成

友人リスト内のそれぞれの属性の要素ごとに式(2)の値を計算し、エントロピーが最も小さい要素について相手に質問することで、解となるアイテムをより効率的に見つけることが可能になると考える。

表 1 において、対話開始時点では、すべてのアイテムが解である確率が等しいため、それぞれのアイテムのエントロピーは、2.32 である。表 1 および表 2 の友人のリストにおいて、それぞれの要素について質問した時、得られる平均エントロピーは以下ようになる。

表 3 から、効率よく対話を行うために、エージェント 0 は、最もエントロピーが減少する要素 indoor が相手のリストに存在するか、質問する。表 2 から、相手のエージェントのリストには indoor を持つアイテムが存在しないと返答される。その結果、indoor を持つアイテムの確率が $p_{\text{indoor}} = 0$ 、それ以外のアイテムの確率が $p_{\overline{\text{indoor}}} = \frac{1}{2}$ となる。

表 3 表 1 のリストが質問から得られるエントロピー

Juan	2.05
Bryan	2.05
Gregory	1.85
Natalie	2.05
NYSE Euronext	2.05
Rockford Fosgate	1.85
Aleris	1.85
outdoor	1.85
indoor	1.75

表 4 表 2 のリストが質問から得られるエントロピー

Juan	2.05
Matthew	2.05
Joan	2.05
Betty	2.05
Victoria	2.05
NYSE Euronext	2.05
Baker Hughes	2.05
Nabisco	2.05
AT&T Inc.	2.05
Verizon Wireless	2.05
outdoor	2.32

表 4 から、要素がすべて outdoor である属性 Location Preference 以外、リスト内にそれぞれの要素は 1 つしかない。表 1 から、Juan と質問した場合、相手のエージェントのリストに存在すると返答される。その結果、Juan を持つアイテムの確率が $p_{\text{Juan}} = \frac{2}{6} = \frac{1}{3}$ 、それ以外のアイテムの確率が $p_{\overline{\text{Juan}}} = \frac{1}{6}$ となる。

以下質問および返答を繰り返し、共通の友人を探索する。

## 4.3. アイテムの選択

式(2)を用いた場合、質問をせずランダムにアイテムを 1 つ選択すると、期待エントロピーは 1.6 となり、どの要素を質問するより得られるエントロピーは小さくなる。しかし、質問をせずアイテムを選択することは、人間らしい対話モデルであるとは言えない。本研究では、リストのアイテム数を $n$ としたとき、選択したアイテムが解となるまでの、アイテムの期待選択回数を以下のように求める。このとき、アイテムごとの確率 $p_i$ は、降順にソートしたものとす。

$$E = \sum_{i=1}^n i \times p_i \quad (9)$$

式(9)の値がしきい値未満となった場合、式(7)の値 $p$ が最も大きいアイテムを解として選択する。

対話が進行するごとに、解と考えられるアイテムは絞られていく。したがって、対話の進行にともない、しきい値を変更する。これによって、いくつか質問をするとアイテムを選択するという行動を選ぶようになる。

本研究では、エージェントがお互いに 1 度質問もしくはアイテムの選択を行い、相手の行動に対する回答を行うと、対話のステップ数が 1 増えるとする。会話のステップ数を *step* としたとき、しきい値は以下のように求める。

$$threshold = 2 + 0.2 \times step \quad (10)$$

## 5. 発言ごとのスコアの変遷の分析

期待エントロピーの小さい要素について質問し、より効率的な発言をした対話と、そうではなかった対話において、対話の長さには差が生じるかを分析するため、He ら [2] の対話コーパスを用いて、エージェントごとに発言のスコアを求めた。質問後の期待エントロピーの小さい順にソートし、最も効率的な質問をした場合はスコアの値を 1 減少させ、その他の質問では、ソート後の順位だけスコアの値を減少させる。属性の要素がすべて一致する質問をした場合、スコアは変動しない。エージェントの発言が終了した時点で、スコアの値の減少が大きいのものは、対話内で効率的でない質問を 1 回または複数回行ったとする。

スコアの初期値を 20 とし、リストのアイテム数が 5、属性数が 3 である対話ログにおけるスコアの変遷を図 2 に示す。縦軸はスコアの値であり、横軸は対話のステップ数である。

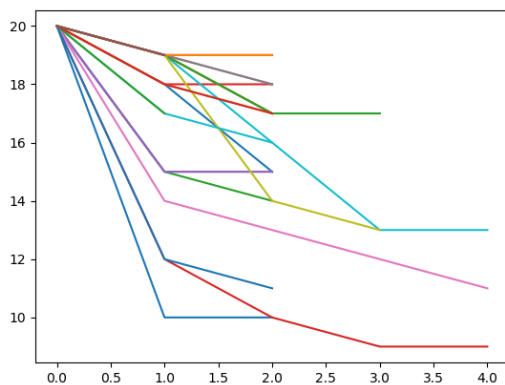


図 2 発言ごとのスコアの変遷

図 2 から、発言数が多い対話ログは、1 つ目の発言で期待エントロピーが小さい要素について質問していないことがわかった。したがって、効率よく対話を行うには、エントロピーを用いることが有用である。

## 6. システムの作成およびシステムによる対話実験

### 6.1. 提案するモデルを用いた対話システム

4 章で提案した、情報量に基づいた効率的な対話モデルを用いて、与えられた友人リストに基づき、共通する項目を探索する対話システムを作成した。このシステム

の対話の長さは、エージェントの発言数と等しいとする。対話開始時のステップ数を 0 とし、システムは以下のように行動する。

- ① 与えられた友人リストから、ユニークな属性値を質問リストに追加する。
- ② 友人リストから、式(8)を用いてエントロピーを計算し、その値が最も小さいものを相手に質問する。
- ③ 相手の質問を受け取り、その属性値が自分の友人リストに存在するか確認する。存在しなかった場合は、False を返す。存在した場合は True を返し、その属性値を持つアイテムの他の属性値との組み合わせを、質問リストに追加する。また、質問された内容を質問リストから削除する。
- ④ 相手からの回答に基づき、式(7)を用いて、それぞれのアイテムが解である確率を更新する。相手に質問した内容を質問リストから削除する。
- ⑤ ステップ数を 1 増やす。
- ⑥ 式(10)のしきい値より式(9)の値が小さくなった場合、アイテムを選択する。そうではなかった場合、②を行う。
- ⑦ ③から⑥を解が見つかるまで繰り返す。

システムのエージェントが質問、アイテムの選択、相手への回答のいずれかの行動を行った場合、1 回発言し、基本的に、1 ステップごとに 4 回発言する。もしアイテムの選択を行った場合、そのエージェントは相手からの回答を得るまで、行動しない。相手のエージェントが選択したアイテムと、属性値がすべて一致するアイテムが存在した場合、そのアイテムを自分も選択し、対話は終了する。

この対話システムを用いて、表 1 および 2 の友人リストが与えられたときの対話ログを以下に示す。

```
step 0
['question', ['indoor']],
['question', ['AT&T Inc.']]

['agent0', ['AT&T Inc.'], False]
['agent1', ['indoor'], False]

step 1
['select', array(['Juan', 'NYSE Euronext', 'outdoor'], dtype=object)]
['question', ['Baker Hughes']]

['agent0', ['Baker Hughes'], False]
['agent1', array(['Juan', 'NYSE Euronext', 'outdoor'], dtype=object), 'END']
```

図 3 表 1, 2 の友人リストにおける対話ログ

### 6.2. 対話実験

作成したモデル同士で、対話コーパスの友人リストに基づき、質問と回答を繰り返し、実際の対話ログの発言数と比較した。対話コーパスでは、対話ログ内でエージェントが 1 つ発言するごとに対話数が 1 増えるとする。

アイテム数 5 および 6、属性数 3 の友人リストの対話コーパスにおいて、人間同士が対話したログと、作成したモデル同士で対話させた場合の対話の長さのグラフを図 4 に示す。横軸が人間同士の対話の長さ、縦軸が作成モデル同士の対話の長さである。



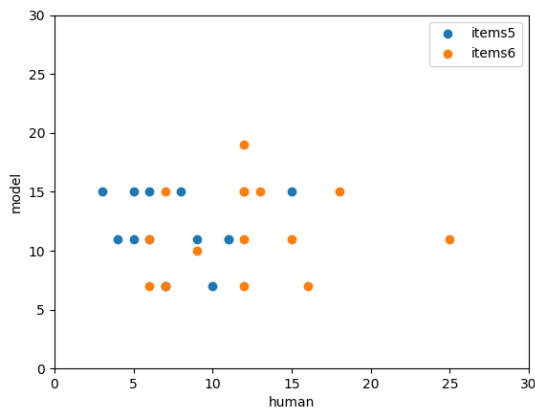


図4 人間同士およびモデル同士の対話の長さ

図4から、アイテム数5の場合は、提案システムより、人間同士が対話するほうが、対話が短くなる。それに対して、アイテム数6の場合は提案システムのほうが言語の基盤化が上手くできることがわかった。これは、作成したシステムは1ステップで対話数が4増え、初めのステップではアイテムの選択が行われなかったため、簡単な問題であったとしても、対話数が6未満となることはないためである。

人間同士が対話した場合および、システム同士が対話した場合の標準偏差の値を表5に示す。

表5 対話の長さの標準偏差

アイテム数	人間同士	システム同士
5	3.15	2.97
6	4.91	3.66

表5から、作成したシステム同士で対話を行うほうが、人間同士で対話を行うより、対話の長さの標準偏差の値が小さく、対話数にばらつきがないことがわかった。人間同士が対話した場合、アイテム数が増加すると、対話の長さの標準偏差の値が大きくなり、効率よく解を見つけることが困難な場合が増えることがわかる。

## 7.考察

5章での分析および6.2節での対話実験から、提案したエントロピーによる評価基準は、効率よく対話を行うモデルとして有用であると考えられる。人間の主観評価による行動では、対話ログごとに、友人リスト内にいくつ存在する属性値を質問するか、大きな差が生じてしまう。複雑なタスクとなるほど、効率が悪く冗長な対話が生まれる可能性が増えるため、定量的に行動することが可能になる情報量は、安定して効率よく対話を行う上で重要な指標である。

6.2節の実験結果から、Heら[2]が作成した対話コーパスのログと比較して、提案する対話システムでは、アイテム数に左右されず、5ステップ以下、すなわち対話の

長さが19以下で解を見つけることができると証明された。対話システムでは、アイテムを選択するためには、選んだアイテムが解となるまでの期待選択回数がしきい値以下とならない限り選択されない。したがって、人間同士の対話より、ほぼ解がわからないままアイテムの選択をする確率が低くなる。その結果、選択回数のみ増加し、解を見つけられずに対話が長くなるログがなくなる。提案した対話システムでは、対話が冗長にならず、効率的に言語の基盤化が行われると考える。

また、Udagawaら[3]の言語の基盤化のタスクのように、連続した文脈においても、情報量的な判断を行う提案モデルを活用することは可能であると考えられる。このタスクでは、点と点のつながりについて発言し、言語の基盤化を図る。図形内で2人のエージェントが言及した部分に提案モデルを用いて求めた情報量を与えることで、効率の良い質問を定量的に求めることが可能であると考えられる。

## 8.まとめと今後の課題

本研究では、2人のエージェントが対話により共通の友人を求めるという言語の基盤化を行うタスクにおいて、情報量に基づいた効率的な対話を行うモデルを提案した。また、提案モデルを用いた対話システムを作成し、既存研究のコーパスを用いて、効率的な対話を行えるか実験を行った。実験結果から、作成した対話システムは一定回数以下で解を求めることができ、人間同士が対話した場合と比較し、安定して言語の基盤化を行うことができるとわかった。

今後は、作成したシステムを用いて、人間と対話を行い、同じコーパスにおけるシステム同士で対話をした場合の対話の長さ、および既存研究の対話の長さと比較し、提案したモデルの有用性を確認すべきであると考えられる。

## 文 献

- [1] 中島秀之, “「こんにちは」は成立した対話か?,” 情報処理学会研究報告音声言語情報処理 (SLP), 2005, vol.69, pp.105-109, July 2005.
- [2] He He, Anusha Balakrishnan, Mihail Eric, and Percy Liang, “Learning Symmetric Collaborative Dialogue Agents with Dynamic Knowledge Graph Embedding,” Proceedings of the 55th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics, vol.1, pp.1766-1776, 2017.
- [3] Takuma Udagawa, and Akiko Aizawa, “A Natural Language Corpus of Common Grounding under Continuous and Partially-Observable Context.” The Thirty-Third AAAI Conference on Artificial Intelligence (AAAI-19), pp.7120-7127, 2019.
- [4] 宇田川拓真, 相澤彰子, “連続的かつ部分観測的コンテキストにおける基盤化対話コーパスの構築と分析,” 人工知能学会, 言語・音声理解と対話処理研究会, vol.B5, No.02, pp.78-81, 2018
- [5] C.M.ビショップ, パターン認識と機械学習 上, 丸善出版, 2012
- [6] J.R.Quinlan, “Induction of decision trees,” Machine Learning, vol.1, pp.81-106, 1986.